

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 29 年 6 月 19 日現在

機関番号：12608

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2014～2016

課題番号：26330272

研究課題名(和文)大域的多峰性と多数目的性に着目した未知解探索アルゴリズム

研究課題名(英文)Constructing Search Algorithms Taking Account of Global-Multimodality and Many-Objectiveness

研究代表者

小野 功 (Ono, Isao)

東京工業大学・情報理工学院・准教授

研究者番号：00304551

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、大域的多峰性、多数目的性を有する探索空間において、良質な近似解または近似解集合を効率よく発見するための新たな探索アルゴリズムを提案した。大域的多峰性を有する探索空間における良質な近似解の探索の観点から、最適解が位置する大谷の発見、および、大谷内の効率的な探索を実現するための探索手法を提案し、ベンチマーク問題および実問題において提案手法が既存手法よりも優れた探索性能を示すことを確認した。多数目的性を有する探索空間における良質な近似解集合の探索の観点から、被覆度に優れたスカラー化に基づくマルチスタート探索法を提案し、ベンチマーク問題を用いて提案手法の有効性を確認した。

研究成果の概要(英文)：In this study, we proposed new search methods for efficiently finding good approximate solutions in globally-multimodal optimization problems and new ones for efficiently searching for good approximate solution sets in many-objective optimization problems. From the viewpoint of searching for good approximate solutions in the globally-multimodal search space, we proposed new methods to discover big-valleys with the optimal solutions and to search for the best solution in each big-valley. We showed that the proposed methods showed better performance than conventional ones on benchmark problems and real-world ones. From the viewpoint of searching for good approximate solution sets in many-objective optimization problems, we proposed new multi-start search methods based on scalarization that are excellent in terms of the coverage. We demonstrated that the proposed methods outperformed conventional ones on benchmark problems.

研究分野：進化計算

 キーワード：進化計算 大域的最適化 多目的最適化 大域的多峰性 連続関数最適化 自然進化戦略 有望領域困
 い込み法 AWA

1. 研究開始当初の背景

進化計算は、数理計画法では解決困難であった多峰性を有する最適化問題において良質な解を発見できる手法として注目を集めている。研究代表者らは、多峰性に加えて、実問題にしばしば現れる景観の性質として変数間の依存性と悪スケール性に着目し、これらを克服した手法として PARCGA (Population-distribution Adapting Real-Coded Genetic Algorithm) [Nakashima 13] や iADX-NES (implicit Asymmetric Distance-weighted Exponential Natural Evolution Strategy) [福島 13] を提案してきた。

困難な実問題が有する性質として、既存の多くの進化計算手法の性能が劇的に劣化する大域的多峰性の存在が指摘されている。そこで、研究代表者らは、従来では発見できなかった未知解の発見を目標に、大域的多峰性に着目した手法として BE (Big-valley Explorer) [上村 13] や有望個体囲い込み法 (Promising Individual Enclosure; PIE) [佐山 13] を提案し、その有効性を示してきた。

一方、進化計算は、多目的最適化問題において、互いにトレードオフの関係にある良質な近似解集合を一度の探索で求めることができる手法として注目を集めている。進化計算により、単目的最適化手法では発見できなかった未知解の発見が期待できる。しかし、既存の多くの進化計算手法は、目的数が多い多目的問題に適用した場合、得られる近似解集合の精度が劣化することが知られる。

以上より、困難な実問題において良質な未知解を発見するためには、大域的多峰性に加えて、多数目的性に対処した手法の開発が必要であった。

2. 研究の目的

(1) 大域的多峰性を有する問題において、良質な近似解を効率的に発見できる手法を提案し、数値実験によりその有効性を確認する。また、大域的多峰性景観における各大谷において、既存手法よりも効率よく最適解を発見できる手法を提案し、数値実験により有効性を確認する。

(2) 多数目的性を有する問題において、良質な近似解集合を効率的に発見できる手法

を提案し、数値実験により有効性を確認する。

3. 研究の方法

(1) 大域的多峰性を有する問題において、既存手法の探索性能が劣化する設定およびその原因を明らかにして、それに対処した手法を提案する。さらに、大谷の探索において、既存手法の問題点を指摘し、それらを克服した手法を提案する。ベンチマーク問題を用いて既存手法と性能比較実験を行うことにより、提案手法の有効性を確認する。

(2) 多数目的性を有する問題において、既存手法の探索性能が劣化する設定およびその原因を明らかにして、それに対処した手法を提案する。ベンチマーク問題を用いて既存手法と性能比較実験を行うことにより、提案手法の有効性を確認する。

4. 研究成果

主要な成果は以下のとおりである。

(1) 最適化が最も困難な問題クラスとして知られる UV 関数において、高い確率で最適解を発見できる新たな有望個体囲い込み法 (Promising Individual Enclosure; PIE) を提案した。UV 関数は、探索序盤の期待評価値が良く探索が進みやすいが局所解しか存在しない U 谷と、期待評価値が悪く探索が進みにくい最適解が存在する V 谷で構成される大域的多峰性関数である。既存の多くの進化計算手法は、UV 関数において最適解の発見に失敗することが知られる。UV 関数においても最適解の発見が可能な手法として PIE が提案されている。PIE は、楕円体表面上へのランダムな個体生成と楕円体の更新を反復することで、評価値が良い有望領域を囲いながら楕円体を縮小させていき、大域的最適解の発見を狙う手法である。本研究では、PIE の問題点として、1) 非連結な有望領域への個体生成の非効率さ、2) 楕円体内部への個体の生成による U 谷への探索の集中、3) 囲い直しの時間効率の悪さ、4) 実行不可能領域を考慮しない初期化、の 4 点を指摘し、これらを克服した Clustering-based PIE (CPIE) を提案した。CPIE の有効性を確認するため、UV 構造を有するベンチマーク関数と実問題である 3 枚組レンズ系設計問題において、

表 1: 50 試行中の探索成功回数 (suc) と成功試行の平均評価回数 (eval, $\times 10^5$), 平均評価回数/成功率 (eval/SR, $\times 10^5$). N_S は有望個体集合のサイズの上限値, λ は CMA-ES のサンプル数, λ_{init} は Nearest Better Clustering (NBC) の初期サンプル数, N_{max} は各粒子群の最大粒子数. f_{3LensA} はレンズ厚の探索範囲が $[0, A](mm)$ の 3 枚組レンズ系設計問題を表す。

問題	CPIE(提案手法)				PIE				NEA2				NMMSO			
	N_S	suc	eval	eval/SR	N_S	suc	eval	eval/SR	λ, λ_{init}	suc	eval	eval/SR	N_{max}	suc	eval	eval/SR
f_{DS}	10n	50	1.13(± 0.53)	1.13	20n	49	6.24(± 0.11)	6.37	n, 20000n	5	2.03(± 0.01)	20.3	10n	36	7.71(± 5.63)	10.7
f_{RS}	13n	47	1.71(± 0.85)	1.82	-	0	-	-	4n, 10000n	1	1.11(± 0.00)	55.5	30n	31	8.20(± 5.62)	13.2
f_{DRosen}	10n	49	8.01(± 2.70)	8.17	15n	37	19.1(± 0.3)	25.8	-	0	-	-	3n	8	7.15(± 2.81)	44.7
f_{3Lens5}	13n	49	6.27(± 1.68)	6.40	-	0	-	-	10n, 50000n	6	5.58(± 0.39)	46.5	-	0	-	-
$f_{3Lens15}$	10n	43	7.12(± 2.43)	8.28	-	0	-	-	40n, 10000n	3	2.91(± 1.76)	48.5	-	0	-	-
$f_{3Lens30}$	13n	23	14.5(± 3.1)	31.5	-	0	-	-	40n, 20000n	2	3.02(± 0.04)	75.5	-	0	-	-

表 2: National TSPs の 4,000 都市以上のインスタンス全てと pla7397, rbz43748, bna56769 のベンチマークインスタンスに対して提案手法と既存手法を実行した際の、最適解発見率と、探索終了までに要した世代数の平均値. インスタンスの括弧の中身は集団サイズ. 最適解であることが保証されていないインスタンスについては、インスタンス名に*をつけて示す. 提案手法の世代数は Stage1 の世代数と、Stage2 の 5 回の世代数を全て足し合わせたもの.

インスタンス (n_{pop})	提案手法		既存手法		インスタンス (n_{pop})	提案手法		既存手法	
	最適解	世代数	最適解	世代数		最適解	世代数	最適解	世代数
ca4663 (300)	9/10	865	9/10	713	pm4951 (300)	10/10	876	6/10	745
tz6117 (500)	10/10	1,113	8/10	994	ar6723 (500)	4/10	1,198	3/10	1,132
ho7103 (300)	8/10	1,310	5/10	1,331	eg7146 (300)	10/10	1,324	9/10	1,284
pla7397 (1,000)	10/10	1,065	2/10	1,048	ym7663 (300)	10/10	1,402	9/10	1,331
ei8246 (300)	6/10	1,520	6/10	1,523	ja9847 (500)	6/10	1,655	6/10	1,740
gr9882 (500)	5/10	1,681	6/10	1,718	kz9976 (300)	9/10	1,780	7/10	1,870
fi10639 (300)	8/10	2,014	8/10	2,122	mo14185* (300)	8/10	2,510	5/10	2,697
it16862 (500)	5/10	3,197	4/10	3,646	vm22775 (500)	5/10	4,071	1/10	4,931
sw24978 (500)	9/10	4,870	6/10	6,466	bm33708* (1,000)	0/10	7,028	0/10	8,890
rbz43748* (500)	7/10	6,412	5/10	7,188	bna56769* (500)	7/10	8,873	5/10	9,866
ch71009* (1,000)	7/10	22,228	8/10	27,690					

表 3: 提案手法, iADX-NES, CMA-ES をベンチマーク問題に適用したときの、最良評価値が 10^{-12} に達するまでに要した 50 試行の最良平均評価回数±標準偏差($\times 10^3$) と比率(iADX-NES/提案手法, CMA-ES/提案手法)を示す. ここで、括弧内は個体生成数を示す. * は有意水準 5% で 1 つの比較手法より優れている場合, ** は 2 つの比較手法より優れている場合を示す.

関数		提案手法	iADX-NES	比率	CMA-ES	比率
$n = 40$	k -tablet	38.6 ± 1.1(40)**	49.2 ± 1.6(40)	×1.27	45.3 ± 0.5(8)*	×1.17
	Ellipsoid	42.4 ± 1.4(32)**	46.2 ± 1.6(32)*	×1.09	64.4 ± 0.6(8)	×1.52
	Rosenbrock	87.8 ± 2.4(32)**	92.0 ± 2.9(32)*	×1.05	102 ± 3(32)	×1.16
	Constraint Sphere	24.4 ± 1.9(32)**	30.8 ± 2.8(40)*	×1.26	42.3 ± 1.1(40)	×1.73
	Constraint k -tablet	199 ± 11(80)**	237 ± 14(80)*	×1.19	288 ± 8(80)	×1.45
	Constraint Rosenbrock	126 ± 3(32)**	133 ± 3(32)*	×1.06	154 ± 3(40)	×1.22
	Rastrigin	212 ± 12(1130)**	227 ± 14(1130)*	×1.07	686 ± 22(2262)	×3.23

CPIE と PIE, NEA2, NMMSO の探索性能の比較を行った. NEA2 と NMMSO は、大域的多峰性を考慮した実数値進化計算手法であり、IEEE CEC competition on niching methods for multimodal optimization 2013, 2015 において勝者となった手法である. 結果を表 1 に示す. 表 1 より、CPIE が最も高い確率、かつ、最も少ない評価回数で大域的最適解を発見できていることがわかる.

(2) 巡回セールスマン問題(TSP)において、大域的多峰性に起因すると考えられる探索の困難さに対処するため、GA-EAX のための新たな探索ステージ切替条件とマルチスタート戦略を提案した. TSP に対する近似解法は多く研究されているが、10 万都市規模の大規模なインスタンスにおいて現実的な時間で精度の高い解を得ることのできる近似解法は、Lin-Kernighan (LK) 法を改良した手法や遺伝的アルゴリズム (GA) に基づく手法など、現在でも限られている. 交叉 EAX (Edge Assembly Crossover) を用いた GA (GA-EAX) は、多くのインスタンスにおいて LK 法を改良した手法を凌駕する探索性能を示しており、10 万都市規模のインスタンスにおいて既知最良解の更新に成功している. GA-EAX は、2 つの探索ステージ Stage1 と Stage2 から構成される. Stage1 では 交叉としてエッジの

入れ替えが少ない EAX-Single, Stage2 ではエッジの入れ替えが多い EAX-Block2 が実行される. しかし、GA-EAX は、数千都市規模のインスタンスでも最適解/既知最良解発見率が低いインスタンスが存在するという問題を持つ. 本研究では、この原因として、1) 不適切な探索ステージの切替条件、2) Stage2 の不安定性、の 2 点を指摘し、これらを克服した新たな手法を提案した. 提案手法の有効性を確認するため、ベンチマークインスタンスを用いて提案手法と既存の GA-EAX (既存手法) の性能比較実験を行った. 結果を表 2 に示す. 表 2 より、gr9882 と ch71009 を除く全てのインスタンスにおいて、提案手法は既存手法以上の最適解発見率を得ていることがわかる. 特に、既存手法で最適解発見率が低いインスタンス pla7397 と vm22775 において、提案手法は既存手法の 5 倍の最適解発見率を達成している. また、提案手法は、9,000 都市以上の全てのインスタンスにおいて、既存手法よりも少ない世代数で探索を終えることができています.

(3) 大域的多峰性を有するブラックボックス関数において各大谷を高速に探索するため、個体生成分布の形状変化を強調する自然進化戦略を提案した. 自然進化戦略 (Natural Evolution Strategies; NESs) は、目的

表 4: 得られた近似解集合の 10 試行平均の d -被覆度 ($\times 10^2$) と最適化回数. 括弧内は標準偏差を表す. 有意水準 $\alpha = 0.01$ を用いた t 検定により, 統計的に優れた値は太字で示している.

問題 (目的数, 凸性)	決定変数空間において被覆度を向上させる設定				目的関数空間において被覆度を向上させる設定			
	AWA-ER(variable)		AWA(variable)		AWA-ER(objective)		AWA(objective)	
	d -被覆度	#Opt	d -被覆度	#Opt	d -被覆度	#Opt	d -被覆度	#Opt
MED(3, Concave)	3,094 (0.000)	3,195 (5)	4,644 (0.720)	20,701 (2,798)	2,642 (0.001)	2,750 (6)	2,893 (0.000)	2,043 (0)
MED(4, Concave)	7,377 (0.000)	6,372 (14)	10,025 (0.238)	63,930 (1,852)	5,817 (0.000)	2,243 (3)	6,251 (0.000)	1,395 (0)
MED(5, Concave)	8,617 (0.000)	23,590 (14)	11,057 (0.204)	218,638 (6,368)	6,299 (0.000)	8,184 (7)	6,924 (0.000)	4,830 (1)
MED(3, Convex)	3,094 (0.000)	1,581 (2)	3,155 (0.004)	5,529 (783)	3,585 (0.000)	3,592 (2)	3,767 (0.008)	9,820 (24)
MED(4, Convex)	7,311 (0.000)	1,911 (2)	7,312 (0.001)	4,697 (1,866)	8,925 (0.000)	3,707 (4)	9,647 (0.002)	16,060 (3)
MED(5, Convex)	8,194 (0.000)	8,210 (6)	8,194 (0.000)	14,705 (2,528)	10,657 (0.000)	11,342 (8)	11,295 (0.004)	39,095 (27)
DTLZ1(3, Flat)	3,816 (0.017)	3,371 (189)	4,479 (0.000)	9,793 (212)	1,546 (0.000)	318 (0)	2,049 (0.000)	5,156 (3)
DTLZ1(4, Flat)	11,928 (0.046)	10,744 (700)	14,300 (0.012)	35,564 (348)	3,653 (0.000)	329 (2)	5,221 (0.057)	44,982 (1,020)
DTLZ1(5, Flat)	16,515 (0.016)	52,686 (1,744)	22,564 (0.045)	154,090 (1,716)	4,094 (0.000)	1,072 (4)	6,267 (0.002)	219,596 (3,366)
DTLZ2(3, Concave)	3,941 (0.039)	12,362 (883)	4,513 (0.130)	21,678 (1,178)	4,319 (0.000)	1,655 (1)	5,288 (0.000)	8,852 (87)
DTLZ2(4, Concave)	12,397 (0.106)	38,846 (2,248)	14,739 (0.260)	84,106 (5,838)	10,976 (0.000)	2,287 (4)	13,584 (0.173)	52,203 (6,212)
DTLZ2(5, Concave)	17,131 (0.170)	220,859 (10,809)	20,787 (0.521)	345,354 (26,032)	12,197 (0.042)	32,402 (5,211)	13,827 (0.398)	212,491 (18,128)
DTLZ2(3, Convex)	4,588 (0.000)	4,304 (4)	4,968 (0.000)	12,896 (42)	2,278 (0.000)	5,362 (109)	2,670 (0.003)	12,267 (0)
DTLZ2(4, Convex)	12,431 (0.000)	7,223 (29)	13,755 (0.001)	28,780 (356)	4,131 (0.000)	5,614 (113)	15,581 (1,456)	48,714 (2,156)
DTLZ2(5, Convex)	20,096 (0.000)	33,566 (150)	23,297 (0.008)	126,461 (1,022)	4,224 (0.000)	20,889 (315)	8,557 (0.035)	233,924 (4,631)

関数を最小化する最適解を求める代わりに, 確率分布に従って生成される解の期待評価値を最小化する確率分布の最適なハイパーパラメータを求める. そのため, NESs は, 確率分布の最適なハイパーパラメータを, 期待評価値の自然勾配を用いて反復的に求める. implicit Asymmetric Distance-weighted exponential NES (iADX-NES) は, NESs の中でも最も高い性能を示す手法の 1 つである. iADX-NES は, 探索状況に合わせた学習率適応, 非対称性を考慮した距離に基づく重み付けと実行不可能解の順位付けにより, 従来手法に比べ効率的な探索を実現している. 本研究では, iADX-NES の問題点として, 1) 悪スケール性を持つ稜や非明示アクティブ制約境界付近において個体生成分布の拡大が遅いため探索効率が劣化する点, 2) 学習率を切り替える際に挙動が不安定になるため探索効率が劣化する点, の 2 点を指摘し, これらを克服した新たな NES を提案した. 提案手法の有効性を確認するため, 悪スケール性, 非明示制約, 多峰性を有する 40 次元のベンチマーク問題を用いて, 提案手法と iADX-NES, CMA-ES の性能比較実験を行った. 結果を表 3 に示す. 表 3 より, 提案手法は, iADX-NES, CMA-ES よりも少ない評価回数で最適解の発見に成功していることがわかる.

(4) 未知パラメータを含む非線形逐次状態推定問題において, 粒子数が少ない場合でも良好な性能を示す新たな粒子フィルタ (Particle Filter; PF) を提案した. 非線形逐次状態推定問題は, 工学や科学の広い分野に現れる重要かつ困難な問題であり, 非線形な動的システムの状態の確率分布を逐次推定する問題である. PF は, 非線形逐次状態推定問題のための最も有望な手法の 1 つである. PF は, アンサンブルとよばれる複数の実数ベクトル (粒子) の集合で任意の確率分布を近似した上で, アンサンブル中の各粒子を状態の時間発展モデルを用いて状態遷移させ, 最新の観測に基づく尤度に比例する確率で粒子を復元抽出することを繰り返すこ

とにより, 状態の確率分布の推定を真値に追従させる. 状態遷移の際, しばしば数値積分などの高負荷な計算を必要とする場合があるため, 状態遷移を行う粒子数を少なくすることが望まれる. しかし, PF は, 粒子数が少なく, かつ粒子が真値の近傍に存在しない場合, アンサンブルの多様性が失われるため推定精度が劣化するという問題を有する. 本研究では, アンサンブルの多様性の喪失を防止する工夫を導入した新たな PF として PF-XC (Particle Filter with Extrapolation by Crossover) を提案した. PF-XC は, 真値付近の粒子の多様性が失われていると判断された場合に, 実数値遺伝アルゴリズムの交叉 REX により新たな粒子を生成して提案アンサンブルに追加することにより, 真値付近の粒子の多様性の回復を試みる. 真値付近の粒子の多様性喪失の判定は, 予測アンサンブルの分散共分散行列で正規化したフィルタリング前後のアンサンブルの重心の移動量ベクトルの指数移動平均を用いて行われる. 提案手法の有効性を示すため, van der Pol モデルの状態ベクトル (x^1, x^2) と未知パラメータ (ϵ) を逐次推定する問題において, PF-XC と既存手法の PF, MPF (Merging Particle Filter) の性能比較実験を行った. 実験結果を図 1 に示す. 図 1 より, PF-XC が最も優れた性能を示していることがわかる.

(5) 多数目的ブラックボックス関数最適化のための新たなスカラー化に基づくマルチスタート探索法を提案した. 多数目的ブラックボックス関数最適化は, 目的数が 4 以上の困難な多目的ブラックボックス関数最適化

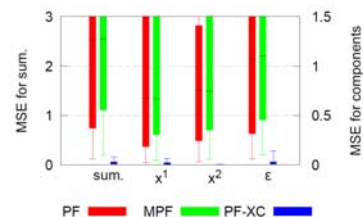


図 1: 各成分の和 $MSE(\text{sum.})$ と各成分について計算した $MSE(x^1, x^2, \epsilon)$.

表 5: 提案手法, 既存手法で得られた解集合の目的空間における均等性 ($\times 10^{-1}$) の 10 試行の平均値. 括弧内は標準偏差を表す.

m	提案手法	既存手法
3	2.37(9.965e-04)	10.64(1.133e-02)
4	3.04(2.853e-03)	22.44(8.444e-02)
5	2.97(7.895e-03)	18.25(1.750e-01)
6	2.89(6.218e-03)	28.70(1.329e-01)

である. スカラー化に基づくマルチスタート探索法は, スカラー化探索法により近似解を求める手続きを, スカラー化の重みを変更して複数回行うマルチスタート探索により近似解集合を求める手法である. 一般に, 重みと解の対応関係はパレートフロントの形状に影響をうけるため, 適切な重み集合を事前に決定することは困難である. Adaptive Weighted Aggregation (AWA) は, スカラー化探索法の重みを適応する強力なマルチスタートの枠組みの 1 つであり, 9 目的までの多数目的関数最適化問題で, 良好な精度と被覆度を両立した近似解集合を発見することに成功したと報告されている. AWA は細分と再配置とよばれる 2 つの手続きを反復する. 細分は再配置のための初期重みおよび初期解を決定する. 再配置は最適化と重み適応を繰り返す. 本研究では, AWA の問題点として, 1) 重みの巡回が発生するために探索性能が劣化することがある点, 2) 重みの移動量が不足するために探索性能が劣化することがある点, 3) 再配置が初期収束するため探索性能が劣化する場合がある点, 4) アドレスの隣接関係と解の隣接関係が一致しないため探索性能が劣化する場合がある点, の 4 点を指摘し, これらを克服した AWA-ER を提案した. AWA-ER の有効性を確認するため, ベンチマーク問題を用いて, AWA-ER と AWA の性能比較実験を行った. 表 4 に, 決定変数空間および目的関数空間において重み適応を行った結果の d-被覆度および最適化回数を示す. ここで, d-被覆度は値が小さいほど, 最適化回数は小さいほど優れていることを示す. 表 4 より, 全ての問題に対して, AWA-ER は AWA と同等以上の d-被覆度をもつ近似解集合を求めることに成功している. また, AWA-ER は AWA に対して最適化回数を削減できていることがわかる.

(6) 多数目的ブラックボックス関数最適化において良好な性能を示している BS-AWA の被覆度を向上させたマルチスタートスカラー化手法を提案した. BS-AWA は, 上述の AWA に重心細分を導入することにより, 目的数に対するスケーラビリティを向上させた手法である. BS-AWA では, 反復数が終了反復数 τ に達するまで重心細分と再配置を繰り返す. BS-AWA は表現数以下の解を求める際には良好な結果を示す. ここで, 表現数とは, 問題の全ての部分問題の解を 1 つずつもつ近似解集合の濃度である. BS-AWA は, 終了反復数 $\tau = 2$ の設定を用いることで良好な近似解集合を得ることができる. しかし, 終了反復数と

して $\tau \geq 3$ を与えた場合, 被覆度が低下するという問題点がある. 本研究では, その原因として, 1) 探索点の理想的な解に対応する重みが探索点のガイド点成す単体の内部にあることを仮定している点, 2) 広い範囲の真のパレート解集合 (パレートフロント) を単体により近似している点, 3) 重みの適応における理想的な位置が一意に定まらない場合がある点, の 3 点を指摘し, これらを克服した新たな手法を提案した. 提案手法の有効性を確認するため, 10 次元の 3~6 目的のベンチマーク問題を用いて, 提案手法と既存の BS-AWA によって得られる近似解集合の均等性を比較した. 均等性は, 値が小さいほど優れていることを表す. 表 5 に実験結果を示す. 表 5 より, 全ての目的数において提案手法が既存手法より優れた性能を示していることがわかる.

5. 主な発表論文等

(研究代表者, 研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 3 件)

- ① 山越幸太, 永田裕一, 小野功: TSP のための GA-EAX における探索ステージ切替条件とマルチスタート戦略の提案, 計測自動制御学会論文集, Vol. 52, No. 4, pp. 242-248 (2016) (査読有).
- ② Shioda, T. and Ono, I.: Adaptive Weighted Aggregation with Step Size Control Weight Adaptation for Multiobjective Continuous Optimization, SICE Journal of Control, Measurement, and System Information, Vol. 8, No. 5, pp. 303-311 (2015) (査読有).
- ③ 塩田哲哉, 小野功: Adaptive Weighted Aggregation with Enhanced Relocation の提案と性能評価, 進化計算学会論文誌, Vol. 6, No. 2, pp. 104-117 (2015) (査読有).

[学会発表] (計 25 件)

- ① 金子研一郎, 戸田淳, 小野功: 非明示制約付きブラックボックス関数最適化のための自然進化戦略の初期分布設定方法の提案, 第 12 回進化計算学会研究会資料集, pp. 24-31, 福岡, 2017 年 3 月 13 日-14 日.
- ② 野村将寛, 金子研一郎, 小野功: ブラックボックス関数最適化のための自然進化戦略の高速化, 第 12 回進化計算学会研究会資料集, pp. 32-39, 福岡, 2017 年 3 月 13 日-14 日.
- ③ 戸田浩司, 小野功: 連続変数と質的変数を含むブラックボックス関数最適化のための進化計算手法の提案, 第 12 回進化計算学会研究会資料集, pp. 40-47, 福岡, 2017 年 3 月 13 日-14 日.
- ④ 戸田 淳, 小野功: 有望領域の非連結性に着目した有望個体囲い込み法による大域的多峰性関数最適化, 第 12 回進化

- 計算学会研究会資料集, pp. 89-96, 福岡, 2017年3月13日-14日.
- ⑤ 阿部拳之, 小野功: 活用と探索の釣り合いを考慮した事例ベース政策最適化, 第12回進化計算学会研究会資料集, pp. 207-214, 福岡, 2017年3月13日-14日.
- ⑥ 阿部拳之, 小野功: 多峰性景観下での自然進化戦略による事例ベース政策最適化, システム・情報部門学術講演会2016 (SSI2016) 予稿集, pp. 57-62, 滋賀, 2016年12月6日-8日.
- ⑦ 金子研一郎, 戸田淳, 小野功: 非明示制約付きブラックボックス関数最適化のための実数値 GA における初期集団生成法の提案, 電気学会研究会資料, システム・産業計測制御合同研究会, ST-16-032~041/IIC-16-013~022, pp. 13-18, 静岡, 2016年12月1日.
- ⑧ 沼尻翔太, 小野功: 多目的連続関数最適化のための BS-AWA の被覆度向上に関する一検討, 電気学会研究会資料, システム・産業計測制御合同研究会, ST-16-032~041/IIC-16-013~022, pp. 19-24, 静岡, 2016年12月1日.
- ⑨ 戸田淳, 小野功: 有望領域の非連結性に着目した有望個体囲い込み法の一拡張, 第43回 知能システムシンポジウム資料集, 6 pages in CD-ROM, 北海道, 2016年3月10日-11日.
- ⑩ 坂井信之, 小野功: 個体生成分布の形状変化を強調する自然進化戦略, 第10回進化計算学会研究会資料集, pp. 42-46, 神奈川, 2016年3月17日-18日.
- ⑪ 川口峻, 小野功: 関数最適化のための探索履歴を用いない適応の実数値交叉の提案, システム・情報部門学術講演会2015 予稿集, pp. 38-43, 北海道, 2015年11月18日-20日.
- ⑫ 佐々木琢, 小野功: 未知パラメータを有する非線形システムの状態推定のための新たな粒子フィルタの提案, システム・情報部門学術講演会2015 予稿集, pp. 1217-1222, 北海道, 2015年11月18日-20日.
- ⑬ 徳久文彬, 小野功, 宮崎和光: 政策の多様性を重視した直接政策探索法の提案, システム・情報部門学術講演会2015 予稿集, pp. 87-92 北海道, 2015年11月18日-20日.
- ⑭ Sasaki, T. and Ono I.: Particle Filter with Extrapolation by Crossover for Nonlinear State Estimation, Proc. 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2015), pp. 2540-2547, Miyagi, May 25-28, 2015 (査読有).
- ⑮ 戸田淳, 小野功: 非明示制約と有望領域の非凸性に着目した有望個体囲い込み法とレンズ系設計への適用, 第52回システム工学部会研究会資料, pp. 11-18, 東京, 2015年3月10日.
- ⑯ 塩田哲哉, 小野功: 多目的関数最適化のための修正チェビシェフノルム法に基づく局所探索法の一検討, 第8回進化計算学会研究会資料集, pp. 85-91, 東京, 2015年3月5日-6日.
- ⑰ 藤橋貞光, 小野功: 自然進化戦略のための大域的な多峰性関数における複数有力局所解の探索の枠組み, 第8回進化計算学会研究会資料集, pp. 92-99, 東京, 2015年3月5日-6日.
- ⑱ 佐々木琢, 小野功: 交叉 REX を用いたアンサンブルの等方的拡張による粒子フィルタの推定精度向上, 進化計算シンポジウム2014 予稿集, pp. 399-406, 広島, 2014年12月20日-21日.
- ⑲ 塩田哲哉, 小野功: 被覆度向上のための AWA-SSCWA におけるスカラー化関数切り替えに関する一検討, 進化計算シンポジウム2014 予稿集, pp. 148-155, 広島, 2014年12月20日-21日.
- ⑳ 山越幸太, 永田裕一, 小野功: TSP のための GA-EAX における探索ステージ切替条件に関する一検討, システム・情報部門学術講演会2014 講演論文集, pp. 27-32, 岡山, 2014年11月21日-23日.
- ㉑ 戸田淳, 小野功: 有望個体囲い込み法によるレンズ系設計, システム・情報部門学術講演会2014 講演論文集, pp. 1186-1191 岡山, 2014年11月21日-23日.
- ㉒ Shioda, T., Nagata, Y. and Ono, I.: Improvement of Convergence Properties in Adaptive Weighted Aggregation for Multiobjective Continuous Optimization, Proc. SICE Annual Conf. 2014, pp. 1210-1215, Hokkaido, Sep. 9-12, 2014 (査読有).
- ㉓ Sasaki, T. Nagata, Y. and Ono, I.: Improving Estimation Accuracy of Particle Filter by Efficient Interpolation Based on Crossover, Proc. SICE Annual Conf. 2014, pp. 1216-1221, Hokkaido, Sep. 9-12, 2014 (査読有).
- ㉔ 塩田哲哉, 益富和之, 小野功: 弱パレート解を有する多目的関数最適化問題のための AWA の拡張に関する一検討, 電気学会 C 部門大会, pp. 568-573, 島根, 2014年9月3日-6日.
- ㉕ 塩田哲哉, 小野功: 多目的連続関数最適化のための AWA-SSCWA の探索性能向上, 第7回進化計算学会研究会資料集, pp. 53-61, 大阪, 2014年8月28日-29日.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

小野 功 (Ono, Isao)

東京工業大学・情報理工学院・准教授

研究者番号: 00304551